

# Apprendre à mieux adapter en raisonnement à partir de cas

**Amélie Cordier, Béatrice Fuchs**

*LIRIS UMR 5205*

*CNRS/INSA de Lyon/Université Claude Bernard Lyon 1/*

*Université Lumière Lyon 2/Ecole Centrale de Lyon Bâtiment Nautibus (710),*

*43, Boulevard du 11 Novembre 1918 - 69622 VILLEURBANNE CEDEX*

*{acordier,bfuchs}@liris.cnrs.fr;*

*http://liris.cnrs.fr/*

---

**RÉSUMÉ** : L'apprentissage en raisonnement à partir de cas (RÀPC) porte sur différents aspects : les cas, les connaissances du domaine, les connaissances de raisonnement, l'organisation de la base de cas. Parmi ces connaissances, celles qui sont utilisées pour le raisonnement telles que les mesures de similarité ou les connaissances d'adaptation sont délicates à acquérir lors de la conception initiale du système. C'est la raison pour laquelle leur apprentissage revêt un enjeu particulier. Nous sommes convaincus que les mesures de similarité sont directement liées aux connaissances d'adaptation, et par conséquent nous nous intéressons à l'apprentissage de ces dernières. En nous appuyant sur une formalisation de l'adaptation par substitution, nous présentons la notion de dépendance, porteuse de la connaissance d'adaptation. Puis nous identifions les différentes cibles d'apprentissage des connaissances d'adaptation et différents scénarios possibles d'apprentissage s'appuyant principalement sur les interactions entre l'utilisateur et le système.

**MOTS-CLÉS** : Apprentissage de connaissances d'adaptation, dépendances, influences, remémoration guidée par l'adaptabilité

---

## 1. Introduction

Le raisonnement à partir de cas (RÀPC) résout de nouveaux problèmes en s'appuyant sur la remémoration et surtout l'adaptation de problèmes passés déjà résolus. Au fur et à mesure des utilisations du système, les problèmes résolus sont stockés dans une base de cas. Ils constituent alors une source de connaissance exploitable pour les raisonnements futurs. Dans la littérature, certains considèrent le RÀPC comme une solution au goulet d'étranglement que présente l'étape d'acquisition des connaissances dans les systèmes à base de connaissances (SBC). Ils estiment qu'il n'est pas nécessaire de disposer de beaucoup de connaissances pour commencer à raisonner : elles seront acquises pendant l'utilisation du système.

Cette acquisition de connaissance, sous la forme de cas et d'une "théorie du domaine" limitée au vocabulaire de description des cas, peut être considérée comme la première forme d'apprentissage utilisée en RÀPC. C'est également la plus courante. Or, les cas ne constituent qu'une partie des connaissances mobilisées par le RÀPC au cours du raisonnement. D'autres connaissances telles que les connaissances de similarité ou d'adaptation jouent un rôle capital et sont donc autant de cibles d'apprentissage.

Après avoir exploré ces différents types de connaissances, nous nous intéressons aux stratégies mises en œuvre pour les acquérir de façon plus ou moins automatique. Enfin, nous présentons la notion de dépendance et les notations utilisées. À la lumière de cette présentation, nous identifions plusieurs cibles d'apprentissage des connaissances d'adaptation et présentons des scénarios d'apprentissage possibles en mettant en évidence les événements susceptibles de déclencher un processus d'adaptation. Les scénarios que nous présentons s'appuient sur les interactions entre le système et les éléments de son environnement, en particulier l'utilisateur.

## **2. Les cibles d'apprentissage en raisonnement à partir de cas**

Dans cet article, nous nous intéressons aux différentes cibles d'apprentissage en raisonnement à partir de cas et en particulier aux connaissances de similarité et aux connaissances d'adaptation.

Ces connaissances interviennent à plusieurs reprises au sein du cycle du RÀPC. Les connaissances de similarités sont utilisées lors de l'étape de remémoration pour sélectionner le cas source le plus pertinent, c'est-à-dire celui qui sera le plus facile à adapter et le plus susceptible d'apporter une solution au problème cible. Les connaissances d'adaptation sont utilisées pour adapter la solution du cas source sélectionné lors de l'étape de remémoration. Lors de l'étape d'adaptation, les différences entre les spécifications des problèmes sont prises en compte. Par la suite, nous étudierons plus spécifiquement la relation étroite entre connaissances de similarité et connaissances d'adaptation.

La phase de mémorisation du cycle est l'occasion d'apprendre non seulement des cas mais également différents types de connaissances, en particulier les connaissances de similarité et les connaissances d'adaptation au centre de nos préoccupations. Une grande partie du processus d'apprentissage effectué durant cette phase est préparé lors de la phase de révision, étape qui permet d'identifier d'éventuelles causes d'échecs.

### **2.1. Typologie des connaissances du RÀPC**

Le RÀPC est un processus qui peut être décomposé en plusieurs étapes, chaque étape étant le siège d'une tâche de raisonnement particulière et donc nécessitant l'apprentissage de nouvelles connaissances pour évoluer. Dans cette partie, nous nous intéressons en particulier à l'apprentissage des cas, des connaissances de similarité et des connaissances d'adaptation.

Comme nous l'avons dit plus haut, l'apprentissage des cas résolus est le plus fréquent dans les systèmes de RÀPC. Cet apprentissage ne se résume généralement pas au simple stockage du cas dans la base de cas. Il implique également la mise en œuvre de stratégies permettant d'organiser la base de cas, d'indexer les cas pour faciliter leur remémoration et de sélectionner les cas pertinents afin de ne pas retenir "tous" les cas résolus (Smyth *et al.*, 1995).

Certaines approches visent à apprendre les connaissances de similarité. La mesure de similarité permet de rechercher dans la base de cas le cas le plus similaire au problème en cours. Les connaissances de similarité peuvent revêtir plusieurs formes : poids accordés aux attributs descripteurs de problèmes, chemins de similarité (Lieber *et al.*, 2001) etc.

Ce qui confère au RÀPC sa qualité de solveur de problèmes, c'est sa capacité à adapter les solutions des cas passés pour qu'elles correspondent aux nouveaux problèmes. Le RÀPC utilise pour cela des stratégies de raisonnement qui s'appuient sur des connaissances d'adaptation. Les connaissances d'adaptation se présentent généralement sous la forme de règles d'adaptation,

d'opérateurs d'adaptation, de reformulations ou de cas d'adaptation par exemple.

## **2.2. Dualité des connaissances de similarité et d'adaptation**

La relation entre connaissances de similarité et connaissances d'adaptation est très intéressante à étudier. L'adaptation est l'une des étapes les plus difficiles du RÀPC et tout effort visant à faciliter l'étape d'adaptation est judicieux.

(Smyth, 1996) propose une approche de remémoration guidée par l'adaptabilité (cf. (Smyth *et al.*, 1998)). L'argument est que ce ne sont pas toujours les cas sources les plus similaires au cas cible qui sont les plus faciles à adapter, en particulier lorsque la mesure de similarité s'appuie sur des caractéristiques de surface. La remémoration doit donc rechercher non seulement des cas similaires mais surtout des cas facilement adaptables.

Dans le même esprit, (Leake *et al.*, 1997) suggèrent qu'une bonne remémoration d'un cas permet de faciliter l'effort d'adaptation. En effet, les traditionnelles mesures de similarité sémantiques peuvent conduire à des résultats médiocres dans la mesure ou elles permettent parfois de se remémorer des cas sources, certes très "ressemblants" au cas cible, mais difficiles voire impossibles à adapter. Cette observation montre une limite des mesures de similarité au regard du processus complet de raisonnement. Leake propose donc d'inclure à la mesure de similarité une notion de "coût d'adaptation" afin de la rendre plus pertinente. Ainsi, dans cette approche, l'évaluation de la similarité entre le cas cible et les différents cas de la base se fait en deux temps : tout d'abord, une mesure de similarité classique est effectuée par comparaison des descripteurs des cas, puis les cas les plus similaires remémorés à l'issue de la première étape sont priorisés en fonction de leur adaptabilité.

Lieber propose quant à lui une approche de l'adaptation qui passe par l'utilisation de chemins de similarité. Derrière la notion de chemins de similarité se trouve l'idée de décomposition de l'adaptation en sous tâches d'adaptation plus simples. Pour mettre en évidence des similarités entre deux problèmes complexes, il faut souvent disposer de connaissances dépendantes du domaine. L'approche proposée dans (Lieber, 1999) vise à faire décroître la difficulté de l'adaptation en faisant croître la similarité entre les problèmes ce qui passe par la décomposition d'un problème complexe en plusieurs sous problèmes plus simples. Les problèmes intermédiaires sont liés les uns aux autres grâce à des relations. A chaque relation est associée une fonction d'adaptation spécifique permettant de passer d'un problème à un autre. Un chemin de similarité est donc constitué d'une succession linéaire de problèmes intermédiaires liés les uns aux autres par des relations. La première étape de l'adaptation qui consiste à construire le chemin de similarité peut être effectuée pendant la phase de remémoration. Durant la deuxième phase de l'adaptation, il ne reste plus qu'à calculer les petites adaptations. Dans (Lieber *et al.*, 2001), les auteurs montrent ainsi sur un cas concret (le traitement du cancer du sein) comment la notion de chemins de similarité peut apparaître comme un outil d'aide à l'acquisition et à la modélisation des connaissances d'adaptation.

Ces trois exemples mettent clairement en évidence la relation de dualité existant entre connaissances de similarité et connaissances d'adaptation. L'adaptabilité d'un cas doit être prise en compte dès l'étape de remémoration. C'est pourquoi l'apprentissage des connaissances d'adaptation revêt un enjeu particulier. Dans la section suivante, nous allons nous intéresser aux stratégies qui permettent l'apprentissage de ces connaissances.

### 3. Stratégies d'apprentissage des connaissances d'adaptation

L'adaptation a été étudiée selon trois directions principales : les démarches unificatrices qui visent à proposer des modèles généraux de l'adaptation, les méthodes d'acquisition des connaissances d'adaptation qui, dans un domaine particulier, cherchent à mettre en évidence des principes généraux d'adaptation et les catalogues de stratégies d'adaptation. On distingue différentes approches d'acquisition des connaissances d'adaptation : celles (qualifiées de “*knowledge light*” selon (Wilke *et al.*, 1996)) qui consistent à réutiliser des connaissances déjà présentes dans le système pour inférer de nouvelles connaissances et celles qui cherchent à acquérir de nouvelles connaissances en exploitant les interactions entre le système et son environnement. Les approches classées dans la première catégorie se déroulent après la phase de résolution de problème, tandis que les approches de la seconde catégorie ont lieu pendant le processus de résolution et offrent donc de nombreuses possibilités d'interactions avec l'utilisateur.

L'approche de (Hanney *et al.*, 1996) peut être classée dans la première catégorie : elle consiste à déterminer des paires de cas et à utiliser les différences entre les attributs pour construire des règles d'adaptation. Les règles d'adaptation ainsi construites sont ensuite raffinées et généralisées. A chaque règle sont associées des mesures de confiance calculées en fonction du degré de généralisation des règles.

Dans le même esprit, (d'Aquin *et al.*, 2004) proposent une approche d'apprentissage des connaissances d'adaptation qui s'appuie sur une technique particulière de fouille de données appelée “*extraction de motifs fréquents*”. L'idée principale est d'exploiter les différences entre les cas de la base de cas pris deux à deux. En effet, ces différences peuvent être interprétées comme le résultat d'un effort d'adaptation. Si tel est le cas, il est alors possible d'en déduire des connaissances d'adaptation.

Parmi les approches de la deuxième catégorie, on peut citer celle de (Leake *et al.*, 1996b). L'apprentissage de connaissances chez Leake revêt plusieurs formes. Dans un premier temps, Fox et Leake ont proposé une approche exploitant le raisonnement introspectif pour donner aux systèmes la possibilité d'apprendre de nouvelles connaissances leur permettant d'améliorer leur efficacité globale. Dans (Fox *et al.*, 1994), les auteurs appliquent un raisonnement introspectif sur l'étape d'indexation des cas. Par la suite, ils vont étendre cette approche aux autres étapes du RÀPC et en particulier à l'étape d'adaptation. Dans le système DIAL, terrain d'expérimentation de cette approche, le raisonnement proposé est essentiellement centré autour de l'adaptation des cas et l'apprentissage des différents types de connaissances est plus ou moins lié à cette étape. (Leake *et al.*, 1996a) voient l'adaptation d'un cas comme un processus combinant un ensemble de transformations abstraites et de stratégies de recherche en mémoire. Une trace des actions qui ont lieu durant une phase d'adaptation est stockée et constitue un cas d'adaptation. Ainsi, lorsqu'un nouveau cas se présente, il peut être adapté soit “à partir de rien” soit en repartant de l'utilisation de cas d'adaptation et en utilisant un raisonnement introspectif ((Leake, 1995)). Les connaissances d'adaptation sont acquises grâce à un cycle de RÀPC dans le cycle de RÀPC principal. Cette approche d'apprentissage des connaissances d'adaptation permet donc de raffiner au fur et à mesure les stratégies d'adaptation en adaptant les cas d'adaptation ((Leake, 1993)). Leake propose également de faire évoluer les connaissances de similarité au fur et à mesure que les connaissances d'adaptation sont apprises. L'idée est d'utiliser les connaissances contenues dans les cas d'adaptation pour prédire des coûts d'adaptation. La méthode proposée est nommée RCR (Re-application Costs and Relevance). Elle permet essentiellement d'estimer la difficulté à adapter un problème et apporte donc une précision supplémentaire à la mesure de similarité ((Leake *et al.*, 1997)).

Les approches qui visent à exploiter les connaissances déjà présentes dans le système pour inférer de nouvelles connaissances d'adaptation sont entre autres limitées au "vocabulaire" de la base de cas. Elles ne permettent pas d'inférer des connaissances qui ne sont pas "explicables" avec les connaissances présentes dans l'application. De plus, elles ne donnent à l'utilisateur qu'un rôle mineur : celui de validateur des connaissances inférées. A l'inverse, les approches qui permettent d'apprendre des connaissances pendant le processus de raisonnement offrent à la fois la possibilité d'ajouter de nouvelles connaissances dans le système et l'opportunité de faire de l'utilisateur un véritable acteur du processus. Nous adhérons à la seconde approche et notre ambition est de placer l'utilisateur au centre du processus d'apprentissage pour qu'il puisse, de manière simultanée, participer à la résolution du problème et à l'apprentissage des connaissances d'adaptation.

#### 4. Apprendre à mieux adapter

Dans le cadre d'un processus de résolution de problème, plus la connaissance d'adaptation disponible est élaborée et plus le raisonnement fourni a de chances d'être efficace. Il est donc parfaitement normal de s'intéresser de près aux différentes connaissances manipulées dans le RÀPC ainsi qu'aux stratégies mises en œuvre pour les acquérir.

La plupart des systèmes permettent d'apprendre de nouveaux cas au fur et à mesure des résolutions de problèmes. Mais comme nous l'avons vu, les cas ne sont pas les seules sources de connaissances sur lesquelles s'appuie le RÀPC. Les connaissances de similarité et d'adaptation sont non seulement difficiles à acquérir initialement, mais en plus, elles sont amenées à évoluer au fil du temps. Il est donc nécessaire de prévoir des stratégies permettant l'apprentissage de telles connaissances. Notons également que les connaissances étant de natures diverses, les stratégies d'apprentissage correspondantes ont de fortes chances d'être variées elles aussi.

Nous pensons que l'apprentissage de connaissances d'adaptation ne peut se faire sans l'évolution simultanée des connaissances de similarité qui sont sinon les mêmes, au moins étroitement liées. Exception faite des systèmes qui font uniquement de la remémoration (et qui sont le plus souvent des systèmes interprétatifs), un système de RÀPC ayant pour ambition de résoudre des problèmes ne peut pas se concevoir sans un couplage entre similarité et adaptation. En effet, comment prétendre adapter si cela n'a pas été prévu lors de la remémoration?

Dans le cadre de l'adaptation par substitution, les connaissances d'adaptation sont essentiellement constituées de dépendances (telles qu'introduites dans (Py, 1994)). Par la suite, nous adopterons des notations introduites dans (Fuchs *et al.*, 2000) ainsi que le modèle de dépendances défini dans un splendide article à paraître (un jour) (Fuchs *et al.*, 2006) : une dépendance associe un descripteur de problème, un descripteur de solution et une fonction appelée *fonction d'influence* indiquant la variation d'un descripteur de solution induite par la variation d'un descripteur de problème.

Après avoir présenté les notations utilisées, nous identifierons les différentes sources et cibles d'apprentissage des connaissances d'adaptation.

##### 4.1. Notations

Un cas est constitué d'une partie problème et d'une partie solution. Chaque partie est caractérisée par un ensemble de descripteurs. On note  $d$  les descripteurs des parties problèmes et  $D$  les descripteurs des parties solutions. Un descripteur est un couple attribut, valeur ( $d = (a, v)$ ).

Les cas de la base de cas sont appelés *cas-srce* et le problème courant, appelé *cas-cible*, peut être considéré comme un cas dont la partie solution est inconnue. Ainsi, on a  $srce : \{d_i^s\}_{i=1..n}$ ,  $Sol(srce) : \{D_j^s\}_{j=1..N}$ ,  $cible : \{d_i^t\}_{i=1..n}$  et  $Sol(cible) : \{D_j^t\}_{j=1..N}$ . Pour deux cas donnés, il est possible de calculer des écarts entre des couples de descripteurs de problèmes ( $\Delta d_i$ ) et des écarts entre des couples de descripteurs de solution ( $\Delta D_j$ ).

Un ensemble de dépendances  $\mathcal{D}(srce, Sol(srce))$  traduit la relation, au sein d'un cas, entre la partie problème et la partie solution. Il est composé de triplets  $(d_i, D_j, \mathcal{I}(D_j/d_i))$ , chacun reflétant la variation du descripteur de solution  $D$  en fonction du descripteur de problème  $d$ . La fonction  $\mathcal{I}(D_j/d_i)$  est appelée fonction d'influence. Elle indique comment calculer la variation de  $d_i$  connaissant la variation de  $D_j$ .

Le modèle d'adaptation développé dans (Fuchs *et al.*, 2006) s'appuie sur ces dépendances qui sont combinées aux variations de descripteurs de problèmes pour calculer une variation induite des descripteurs de solution. Les dépendances sont donc essentielles car elles sont porteuses, en particulier au travers des influences, de la connaissance d'adaptation.

Au sein du cycle du RÀPC, les connaissances situées par les dépendances sont utilisées à plusieurs reprises. Lors de l'étape de remémoration, nous prenons en compte ces connaissances pour évaluer la similarité entre deux cas. En effet, nous nous plaçons dans une approche de remémoration guidée par des critères d'adaptabilité. Selon cette approche, la similarité n'est pas seulement évaluée sur une comparaison des traits de surfaces mais elle prend également en compte l'adaptabilité d'un cas. Lors de l'étape d'adaptation, nous utilisons les influences pour modifier  $Sol(srce)$  afin qu'elle devienne  $Sol(cible)$ . Ainsi, la relation étroite entre connaissance de similarité et connaissance d'adaptation est explicitée par les dépendances.

Les cas peuvent être regroupés au sein de classes selon les méthodes d'adaptation applicables. Nous appelons ces classes des classes d'adaptation. Deux cas qui se trouvent dans la même classe d'adaptation peuvent donc être adaptés de la même façon. A chaque classe d'adaptation correspond un groupe de dépendances, c'est-à-dire un ensemble de dépendances  $\{(d_i, D_j, \mathcal{I}(D_j/d_i))\}_{i,j}$  apportant tous les éléments nécessaires à l'adaptation d'un cas appartenant à cette classe d'adaptation.

Les dépendances sont des connaissances du domaine qui doivent être estimées dès la conception du système pour que celui-ci puisse raisonner. Mais ces connaissances restent empiriques et incertaines. Elles doivent être raffinées lors de l'utilisation du système. Cette observation est justifiée par l'existence même d'une étape de révision dans le cycle du RÀPC. En effet, si les connaissances d'adaptation étaient certaines, le système serait en mesure de garantir que le résultat de l'adaptation est correct.

## 4.2. Cibles d'apprentissage des connaissances d'adaptation

La formalisation des connaissances d'adaptation présentée ci-dessus nous permet d'identifier plus clairement les connaissances que l'on souhaite apprendre. Nous pensons que l'apprentissage des connaissances d'adaptation porte essentiellement sur trois aspects : les fonctions d'influence, les dépendances et les classes d'adaptation.

### 4.2.1. Les fonctions d'influence

Les fonctions d'influence permettent de calculer la variation d'un descripteur de solution en fonction d'un descripteur de problème. Elles peuvent revêtir plusieurs formes et être de com-

plexités variables, mais la plupart du temps, elles s'apparentent à des fonctions numériques plus ou moins simples. Ces fonctions, même si elles sont déterminées par des experts lors de la conception du système, peuvent être affinées au fur et à mesure des expériences de résolution de problème. On peut par exemple, d'après l'expérience, affiner les seuils d'applicabilité de la fonction ou bien ajuster certains paramètres pour les rendre de plus en plus précises.

#### 4.2.2. Les dépendances

Lors de la résolution d'un nouveau problème, un échec de l'adaptation peut conduire à la découverte d'une nouvelle dépendance. En effet, il est probable qu'une expérience mette en évidence le fait qu'un descripteur de problème jusque là ignoré ait une influence, dans certaines conditions, sur un descripteur de solution. Dans ce cas, une nouvelle dépendance est élaborée et peut être associée à un groupe de dépendances donné.

#### 4.2.3. Les classes d'adaptation

La découverte d'une classe d'adaptation correspond quant à elle à l'identification d'une nouvelle catégorie de problèmes qui était jusque là inconnue et donc impossible à adapter. Identifier une classe d'adaptation s'apparente donc également à un apprentissage de connaissances d'adaptation.

### 4.3. Méthodes d'apprentissage

L'échec d'une adaptation par un système de RÀPC traduit un manque de connaissances d'adaptation. C'est au moment de la révision que cet échec est constaté par les modifications apportées à la solution ou par la constatation de l'incapacité de la solution proposée à répondre au problème. L'étape de révision est donc le point de départ du processus d'apprentissage. Par la suite, nous proposons des méthodes d'apprentissage des connaissances d'adaptation applicables dans certaines situations.

#### 4.3.1. Exploitation de l'étape de révision

Si une solution a été révisée par l'utilisateur avant d'être mémorisée, il est possible d'exploiter les différences entre les descripteurs obtenus à l'issue de l'adaptation : les  $\Delta_{\text{adapte}}D_j$  et ceux obtenus à l'issue de la phase de révision : les  $\Delta_{\text{revise}}D_j$ . En effet, considérant un descripteur donné, il est possible que sa valeur à l'issue de l'étape d'adaptation soit différente de sa valeur à l'issue de l'étape de révision. Un tel écart reflète une lacune dans les fonctions d'influence ayant permis d'inférer la valeur de ce descripteur, il peut donc être à l'origine du déclenchement d'un processus d'acquisition ou d'apprentissage de connaissances d'adaptation.

Une fonction d'influence est caractérisée par ses paramètres ainsi que par des seuils déterminant les domaines sur lesquels la fonction est applicable. L'étude des différences entre les  $\Delta_{\text{revise}}D_j$  et les  $\Delta_{\text{adapte}}D_j$  peut permettre d'affiner chacun de ces éléments.

Nous allons illustrer cette proposition en présentant un exemple inspiré du problème du calcul du prix d'un véhicule d'occasion. Nous supposons qu'un cas  $c$  a été remémoré et que l'écart entre le kilométrage du cas  $c$  et du cas cible soit suffisamment faible pour permettre l'application d'une fonction d'influence  $i$ . L'opérateur d'adaptation adapte le cas  $c$  en utilisant

notamment la fonction d'influence  $i$ . Après la phase de révision, on constate un écart entre la valeur du descripteur kilométrage proposé par le système (adapté) et la valeur révisée de ce même descripteur. Un processus d'apprentissage est alors lancé. Il a pour objectif d'améliorer la fonction d'influence  $i$  qui a été utilisée. Dans le cas présent, la fonction  $i$  est une fonction numérique, on va donc utiliser les nouvelles données connues (valeurs révisées) pour recalculer les paramètres de la fonction.

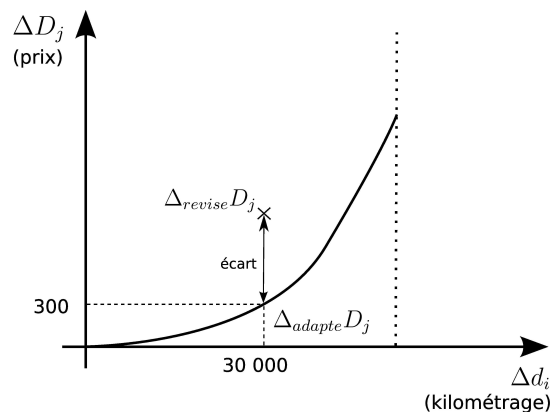


Figure 1: **Représentation graphique d'une partie de fonction d'influence.** Dans le domaine des automobiles, il est facile de définir une fonction déterminant la variation du prix de vente ( $\Delta D_j$ ) en fonction de la variation du kilométrage de la voiture ( $\Delta d_i$ ). Une fonction numérique simple permet d'indiquer qu'une variation d'un kilomètre induit une variation de prix d'un centime d'euro. Ainsi, un écart de 30 000km entre deux voitures induira un écart de 300 euros entre leurs prix respectifs. On observe qu'au delà d'un certain seuil pour  $\Delta d_i$ , la fonction n'est plus définie : ceci signifie que le cas n'est plus adaptable. Ce schéma représente également l'écart entre un  $\Delta_{adapte} D_j$  et un  $\Delta_{revise} D_j$  pour illustrer une possibilité d'apprentissage de connaissances d'adaptation.

#### 4.3.2. Remémoration sur les solutions

Une autre approche permettant d'apprendre des connaissances d'adaptation consiste à effectuer une remémoration sur les solutions révisées et à ordonner les cas ainsi remémorés selon leur similarité avec la solution cible. Si le meilleur cas du point de vue de la solution ne coïncide pas avec le cas source qui avait été utilisé pour résoudre le problème cible, alors on peut supposer qu'une ou plusieurs dépendances utilisées pour la remémoration sont incorrectes ou incomplètes et doivent être ajustées. Dans le domaine des voitures d'occasion, l'ajustement d'une dépendance peut se traduire par une modification de la fonction d'influence présentée ci-dessus ou bien par la découverte d'une nouvelle dépendance : le fait que la puissance fiscale intervienne dans le calcul du prix du véhicule par exemple.

Nous pensons que différentes méthodes peuvent permettre l'apprentissage des connaissances d'adaptation dans cette situation. Plusieurs pistes peuvent être explorées : l'application d'un raisonnement introspectif portant sur une comparaison des descripteurs pour déduire les modifications à apporter aux fonctions d'influence ou bien par une coopération avec l'utilisateur du système durant laquelle ce dernier peut spécifier lui-même comment les dépendances doivent être corrigées.



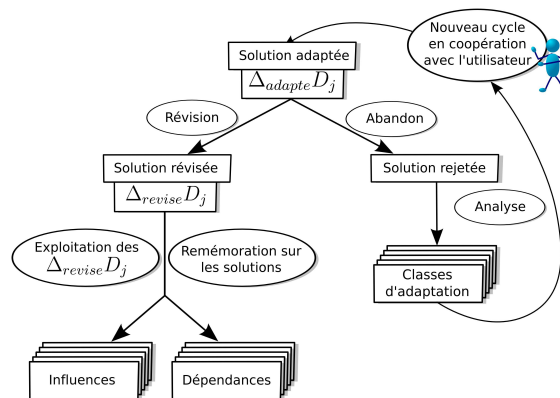
### 4.3.3. Rejouer le cycle avec l'utilisateur

Si l'étape de révision permet pas d'aboutir à une solution satisfaisante pour le problème posé, il est alors nécessaire d'impliquer l'utilisateur dans le cycle du raisonnement pour tenter de résoudre à nouveau le problème. Nous pensons qu'il est utile de rejouer tout le cycle du raisonnement avec l'utilisateur en l'assistant à chaque étape. Cette assistance peut consister à lui présenter les connaissances qui ont été utilisées et qui expliquent le raisonnement tenu par le système. En l'invitant à intervenir pour préciser ou compléter les connaissances exploitables pour le problème en cours, on espère aboutir à une solution plus satisfaisante.

Nous pensons qu'il est également possible d'apprendre des connaissances d'adaptation en exploitant la trace des actions de l'utilisateur. Ces connaissances peuvent certainement prendre la forme de cas d'adaptation, qui seront exploitables ultérieurement par le système, elles peuvent aussi permettre la découverte de nouvelles classes d'adaptation ou même guider le choix d'une classe d'adaptation pour un problème donné. Pour prendre à nouveau un exemple dans le domaine des véhicules d'occasion, la découverte d'une classe d'adaptation consisterait à découvrir que l'on n'adapte pas le prix d'un véhicule classique comme celui d'une voiture de collection.

### 4.3.4. Scénario d'ensemble du processus d'apprentissage

En guise de synthèse, la figure 2 présente différentes situations d'apprentissage possibles ainsi que des méthodes applicables dans chaque situation. Notons qu'il est souhaitable que le cycle de raisonnement en coopération avec l'utilisateur puisse avoir lieu dès le début et non uniquement après un échec du système.



**Figure 2. Scénario du processus d'apprentissage.**

Enfin, il est possible de faire le lien avec les approches d'extraction des connaissances à partir des données (ECD) qui peuvent avantageusement compléter les approches interactives décrites ci-dessus. Des approches telles que (d'Aquin *et al.*, 2004) peuvent apporter une assistance à la découverte de nouvelles dépendances candidates ou à la vérification de l'adéquation d'une fonction d'influence aux cas connus.

## 5. Conclusion

Après avoir recensé les différents types de connaissances mobilisées dans le RÀPC ainsi que des stratégies mises en œuvre pour leur apprentissage, nous avons proposé une approche de l'apprentissage des connaissances d'adaptation fondée sur la notion de dépendances dans le cadre de l'adaptation par substitution. Nous avons identifié les différentes cibles d'apprentissage des connaissances d'adaptation puis avons proposé plusieurs approches pour leur apprentissage. Ces approches sont fondées sur des interactions plus ou moins fortes avec l'utilisateur. Actuellement, nous expérimentons cette notion d'influence par une implantation dans l'environnement JColibri (Diaz-Agudo *et al.*, 2005), un environnement de prototypage d'applications de RÀPC. Nous projetons d'expérimenter les différents scénarios d'apprentissage grâce à cet outil.

## 6. Références bibliographiques

- d'Aquin Mathieu , Brachais Sébastien , Lieber Jean et Napoli Amedeo (2004). ¶¶ Vers une acquisition automatique de connaissances d'adaptation par examen de la base de cas — une approche fondée sur des techniques d'extraction de connaissances dans des bases de données ¶¶, *12ème Atelier de Raisonnement à Partir de Cas - RàPC'04*, Université Paris Nord, Villetaneuse, France, pp. 41–52.
- Diaz-Agudo B. , Gonzalez-Calero Pedro A. , Gomez-Martin P. P. et Gomez-Martin M. A. (2005). ¶¶ On Developing a Distributed CBR Framework through Semantic Web Services ¶¶, *OWL : Experiences and directions*, Galway, Ireland.
- Fox Susan et Leake David B. (1994). ¶¶ Using Introspective Reasoning to Guide Index Refinement in Case-Based Reasoning ¶¶, *Sixteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Atlanta, GA, pp. 324–329.
- Fuchs B. , Lieber J. , Mille A. et Napoli A. (2000). ¶¶ An Algorithm for Adaptation in Case-Based Reasoning ¶¶, dans W. HORN (éd.), *14th European Conference on Artificial Intelligence - ECAI'2000*, IOS Press, Berlin, Germany, pp. 45–49.
- Fuchs B. , Lieber J. , Mille A. et Napoli A. (2006). ¶¶ A General Strategy for Adaptation in Case-Based Reasoning ¶¶, A soumettre.
- Hanney Kathleen et Keane Mark T. (1996). ¶¶ Learning Adaptation Rules from a Case-Base ¶¶, dans L. N. I. C. SCIENCE (éd.), *Proceedings of the Third European Workshop on Advances in Case-Based Reasoning*.
- Leake David B. (1993). ¶¶ Learning Adaptation Strategies by Introspective Reasoning about Memory Search ¶¶, dans A. PRESS (éd.), *AAAI-93 Workshop on Case-Based Reasoning*, Menlo Park, CA, pp. 57–63.
- Leake David B. (1995). ¶¶ Becoming an Expert Case-Based Reasoner : Learning to Adapt Prior Cases ¶¶, *Eighth Annual Florida Artificial Intelligence Research Symposium*, pp. 112–116. Invited Paper.
- Leake David B. , Kinley Andrew et Wilson David (1996a). ¶¶ Acquiring Case Adaptation Knowledge : A Hybrid Approach ¶¶, dans A. PRESS (éd.), *Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence*, Menlo Park, CA.
- Leake David B. , Kinley Andrew et Wilson David (1996b). ¶¶ Multistrategy Learning to Apply Cases for Case-Based Reasoning ¶¶, *Third International Workshop on Multistrategy Learning*, AAAI Press, Menlo Park, CA, pp. 155–164.

- Leake David B. , Kinley Andrew et Wilson David (1997). ; ; Case-Based Similarity Assessment: Estimating Adaptability from Experience ; ;, *Fourteenth National Conference on Artificial Intelligence*, AAAI Press, Menlo Park, CA, pp. 674–679.
- Lieber Jean (1999). ; ; Reformulations and Adaptation Decomposition ; ;, *International Conference on Case-Based Reasoning - ICCBR'99*, LSA, University of Kaiserslautern, Munich, Germany.
- Lieber Jean , Bey Pierre , Boisson Florian , Bresson Benoît , Falzon Pierre , Lesur Anne , Napoli Amedeo , Rios Maria et Sauvagnac Catherine (2001). ; ; Acquisition et modélisation de connaissances d'adaptation, une étude pour le traitement du cancer du sein ; ;, *Journées ingénierie des connaissances - IC'2001*, Presses Universitaires de Grenoble, Grenoble, France, pp. 409–426.
- Py Michel (1994). ; ; Un modèle conceptuel de raisonnement par analogie ; ;, *Revue d'Intelligence Artificielle*, **8**: 63–99.
- Smyth B. (1996). *Case-Based Design*, Doctoral thesis, Trinity College,, Dublin, Ireland.
- Smyth Barry et Keane Mark T. (1995). ; ; Remembering To Forget : A Competence-Preserving Case Deletion Policy for Case-Based Reasoning Systems ; ;, *IJCAI*, pp. 377–383.
- Smyth Barry et Keane Mark T. (1998). ; ; Adaptation-Guided Retrieval: Questioning the Similarity Assumption in Reasoning ; ;, *Artificial Intelligence*, **102**(2): 249–293.
- Wilke Wolfgang , Vollrath Ivo , Althoff Klaus-Dieter et Bergmann Ralph (1996). ; ; A Framework for Learning Adaptation Knowledge Based on Knowledge Light Approaches ; ;, *Adaptation in Case Based Reasoning: A Workshop at ECAI 1996*, Budapest.